

## 動作常識を表現する動作知識ベース構築法

佐藤 祐介<sup>†</sup> 渡部 広一<sup>†</sup> 河岡 司<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 同志社大学大学院

人間と円滑な会話のできるロボットの実現のために、人間が常識知識を生かして会話を行うように、ロボット会話にも同様の常識知識を取り入れる必要である。様々な種類の常識知識の中でも、特に動作知識について取り扱う。動作常識とは名詞と動詞の組合せを正しく理解することであり、それらの組合せは動作知識ベースに格納される。動作知識ベースは Web から構築された大規模格フレームによって構築されている。また、一部の名詞はクラスター分析により、動詞との関係性が類似しているもの同士でグループ化されている。動作知識ベースの構築により、動作常識を表現することができ、その常識に基づいたロボット会話を可能にすると考えられる。

## Construction Method of Dousa Knowledge Base Expressing Dousa Common Sense

Yusuke Sato<sup>†</sup> Hirokazu WATABE<sup>†</sup> Tukasa KAWAOKA<sup>†</sup>

Graduate School of Engineering, Doshisha University

This study is aimed at a robot which can talk with human beings fluently. To realize the robot, it is necessary to take common sense into robot conversation as human beings. This paper is focused on "Dousa common sense" in many kinds of common sense. "Dousa common sense" means a combination of noun and verb. The combinations are accumulated in "Dousa knowledge base", based on the data of the case frame which includes five hundred million Web texts. Also, part of the end node in the base is classified according to clustering method which is related to a combination of noun and verb. "Dousa knowledge base" forms "Dousa common sense" and enables robots to talk with human beings in terms of its common sense.

### 1. はじめに

コンピュータを人間にとってより使いやすいものにするためには、人間同士が日常行っているコミュニケーションの仕組みを、コンピュータと人間とのインタフェースに取り入れることが必要である。

人間は曖昧な情報を受け取ったときでも、適宜にその意味を解釈し、適切に会話を進めることができる。これは人間が長年の経験により、言語における知識を蓄積し、その基本となる概念に関する「常識」を確立しているからである。

人間が日常的に用いている常識には、量、時間、場所、感覚、感情、職種といったものが存在する。コンピュータをより人間に近づけるためには、このような常識を踏まえて物事を扱うことのできる「常識判断システム」の構築が必要である。

本稿では、それらの常識に加えて新たに「動作」に関する常識について取り扱う。本稿における動作とは、「鉛筆」に対する「書く」「削る」のような名詞と動詞の正しい組合せのことである。そして、無数の名詞の中でも日常的に多く用いられる人工物について、それと正しく結びつく動詞を知識ベースに格納する。

### 2. 研究概要

#### 2.1 動作常識

動作常識とは名詞と動詞の正しい組合せ、またはその組合せ全体を指すものと定義する。人間はこうした動作常識を人間同士の共通概念として持っているため、円滑な会話を行うことができる。例えば「鉛筆を持ってきて」と聞かれたとき、そこにシャーペンしかない場合、「シャーペンでもいいですか」と返答することができる。これは人間が「鉛筆」と「シャーペン」は、共に動詞「書く」に結びつくという動作常識を有しているためである。

なお本稿では、名詞と動詞の結びつきのみについて取り扱い、その間の格助詞については考慮しないものとする。

#### 2.2 動作知識ベース

動作常識を確立するために、名詞と動詞の正しい組合せを動作知識ベースに格納する。動作知識ベースは「ノード」「リーフ」「細分化ノード」の3つのテーブルから構成される。

動作知識ベースは NTT シソーラス<sup>[1]</sup>をもとにして作成し、この動作知識ベースの各テーブルの項目「付加動詞」に動詞を格納する。動詞の格納は大規模格フレーム<sup>[2]</sup>を利用し、機械的に行う。

また、NTT シソーラスは動作の観点から考慮して作られていないため、動作の異なる「鉛筆」と「消しゴム」のようなリーフが同一ノードに分類されている。そこで、末端ノードに対してクラスター分析を行い、その結果をテーブル「細分化ノード」の項目「クラスター」に格納する。このようにシソーラスのノード、リーフに対して動詞を付加することにより、動詞を体系的に表現することができる。

### 3. 関連技術

#### 3.1 NTTシソーラス

シソーラスとは、単語を意味的に分類した分類体系である。シソーラスの多くは木構造を持ち、名詞の集合を分類した名

詞ソーラスや動詞の集合を分類した用言ソーラスなどがある。また、木構造のリーフのみに単語が所属する分類ソーラスと根及び中間ノードにも単語が所属する上位下位ソーラスがある。

本稿では木構造を持つ名詞ソーラスであり、上位下位ソーラスのひとつである NTT ソーラスを用いる。NTT ソーラスは一般名詞の意味的用法を表す 2710 個のノードの上位-下位関係、全体-部分関係が木構造で示されたものである。ノードに所属する名詞として約 13 万語のリーフが分類されている。図 1 に NTT ソーラスの木構造の一部を示す。

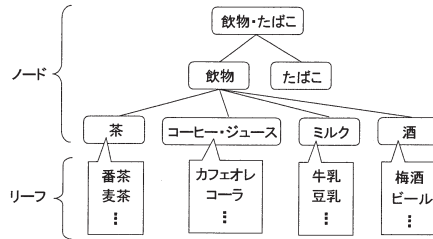


図 1 NTTソーラスの木構造(一部)

### 3.2 Webから自動構築した大規模格フレーム

Web から自動構築した大規模格フレームとは、動詞とその動詞に関係する名詞を用法ごとに整理したものである。この格フレームは、Web 上の約 5 億文の日本語テキストから自動的に構築されている。また、格フレームに含まれる動詞の数は約 5 万語である。

この格フレームを用いることで、動詞からその動詞に結びつく名詞、格、頻度を取得できる。また、名詞から動詞を取得することも可能である。格フレームの頻度とは Web 上において、その名詞と動詞が出現した回数を指す。例として、格フレームに名詞「鉛筆」を入力したときの結果を表 1 に示す。

表 1 入力「鉛筆」における格フレームの出力

ID	動詞	格	頻度
0	描く	デ格	373
1	書く	デ格	321
2	削る	ヲ格	228
3	置く	ヲ格	114
4	買う	ヲ格	103
5	握る	ヲ格	103

## 4. ノードに対する動詞付加

本章では大規模格フレームの結果を用いて、テーブル「ノード」の項目「付加動詞」に動詞を格納する。そこで、新たに子リーフ動詞結合率という尺度を定義し、人手による評価を行った上で、付加する動詞を決定する際の閾値を決定する。

### 4.1 子リーフ動詞結合率

子リーフ動詞結合率はノードに動詞を付加する際の基準である。子リーフとはノードの下位に位置する末端ノードに属するリーフを指す。そのとき、特定の動詞が結びつくリーフを動詞結合リーフとすると、子リーフ動詞結合率は子リーフ中の動詞結合リーフの数によって決まる。(式(1))

$$\text{子リーフ動詞結合率} = \frac{\text{動詞結合リーフの数}}{\text{子リーフの数}} \quad (1)$$

### 4.2 動詞付加における閾値の決定

本節では、動詞を付加する際の基準となる閾値を決定する。4.1 節では、リーフと動詞の組が格フレーム内において 1 件以上存在するとき、その組合せを正しいと判断していた。しかし、日常にありふれた表現でも Web 上に存在しないものがあるため、閾値を決定する際には人手による評価も考慮にいれる。

評価セットはソーラスの段数ごとに、代表となるリーフをランダムに 50 件ずつ抽出する。評価は著者が行い、代表リーフと付加動詞候補の組合せが正しいと判断したときに正解とする。なお、付加動詞候補とは子リーフ動詞結合率上位 20 件の動詞のことである。

評価結果をもとにして段数ごとに閾値を決定する。この閾値は動詞をノードに付加する際の基準であり、閾値以上の動詞割合をもつ動詞をノードに付加する。

そこで、0 から 1 まで (0.05 刻み) の値を閾値候補として設定し、各閾値候補における精度算出を行う。最終的に、最も精



各段数, 閾値候補についても同様に再現率を算出し, グラフにしたものを図 5 に示す.

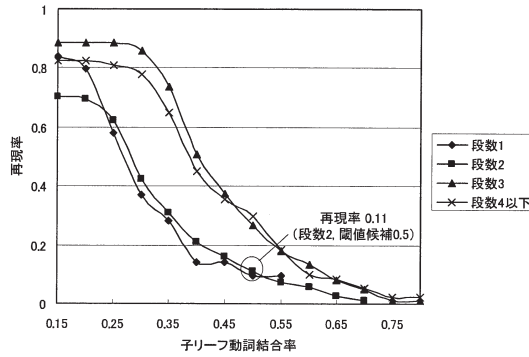


図 5 各段数, 各閾値候補における再現率

ここまで, 各段数, 各閾値候補における精度と再現率を求めた. しかし, 精度と再現率の 2 つの尺度が存在するため, このままでは閾値を一意に決めることができない. そこで  $F$  値を用いる.  $F$  値とは精度と再現率をともに考慮した尺度であり, 式(3)で表される.

$$F = \frac{2 \times \text{精度} \times \text{再現率}}{\text{精度} + \text{再現率}} \quad (3)$$

例えば段数 2, 閾値候補 0.5 における精度と再現率を(3)式に代入すると,  $F$  値は

$$F = \frac{2 \times 0.93 \times 0.11}{0.93 + 0.11} \cong 0.2$$

となる. 各段数, 各閾値候補における  $F$  値をグラフ化したものを図 6 に示す. このグラフから閾値は段数 1, 2 で 0.20, 段数 3, 4 以上で 0.30 となる.

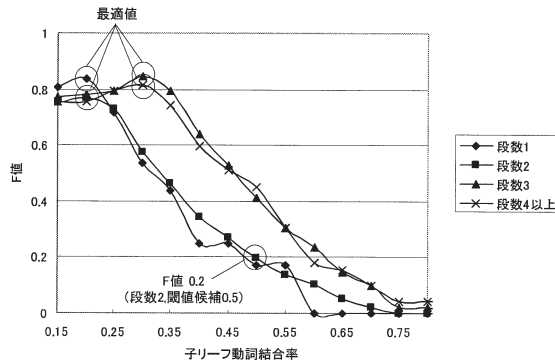


図 6 各段数, 各閾値候補におけるF値

### 4.3 ノードに対する動詞付加

付加動詞候補の中で, 4.2 節で決定した閾値よりも大きい動詞候補をノードに付加する. 例として, ノード「人工物」(段数 1)とノード「衣料」(段数 2)に対する動詞付加について説明する(図 7). ノード「人工物」は最上位ノードであるため, 閾値 0.2 以上の動詞(実線①)がそのまま付加動詞となる. 一方, ノード「衣料」には上位ノード「人工物」が存在するため, 閾値 0.2 以上の動詞(点線②)の中で, 人工物の付加動詞を除いたもの(実線③)が付加動詞となる.

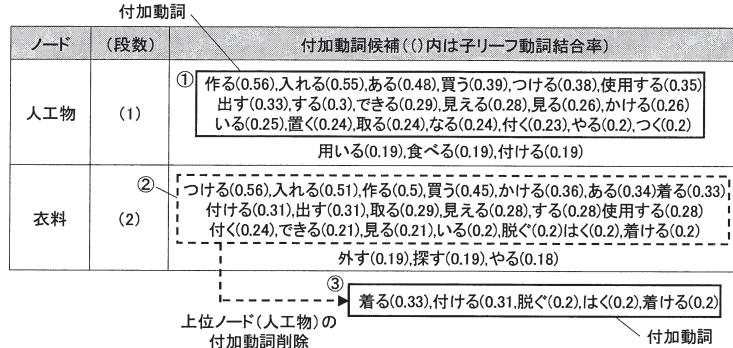


図7 ノードに対する動詞付加

## 5 リーフに対する動詞付加

リーフとの組が格フレーム内に1件以上存在する動詞の中で、上位ノードに付加されている動詞を除くものをリーフに付加する。例としてリーフ「薬」に動詞を付加したときの結果を表2に示す。

表2 リーフに対する動詞付加

リーフ	付加動詞
薬	もらう, 服用する, 効く, 頼る, のむ, 貰う, 投与する, 併用する…

## 6 末端ノードの細分化

### 6.1 動詞一致度計算方式

動詞一致度計算方式とは、結びつく動詞がどの程度類似しているかをリーフ間で定量的に評価する方式である。この計算方式は、関連度計算方式<sup>[3]</sup>における一致度計算方式に準じて行う。

一致度計算方式では、語(概念)を  $A, B$ , その語の特長を表す語(属性)を  $a, b$ , 属性が概念を表す上での重要度(重み)を  $u, v$  としたとき、一致度  $DoM$  は式(4)で表される。

$$DoM(A, B) = \sum_{a=b} \min(u_i, v_j) \quad (4)$$

動詞一致度計算方式では、リーフを概念とみなす。また、属性と重みは大規模格フレームの頻度上位50件の結果をもとにして決定する。属性は格フレームから出力された動詞とし、重みは各頻度を50件の頻度合計で割ったものとする。

### 6.2 クラスタ分析

クラスタ分析<sup>[4]</sup>は、個体群をある一定の基準によって、類似しているいくつかのかたまり(クラスタ)にまとめる方法である。クラスタ分析の分類法は多数あるが、本稿では最短距離法を用いて、階層構造を図式化した樹形図(デンドログラム)を構成する。

クラスタ分析は動詞一致度に基づいて、以下の手順で行われる。

[クラスタ分析の手順]

- (1) 1つずつを構成単位とする  $n$  個のクラスタから出発する。
- (2) クラスタ同士で動詞一致度計算を行い、最も一致度の高い2つのクラスタを融合して1つのクラスタを作る。
- (3) クラスタが1つになれば終了する。そうでなければ、手順4に行く。
- (4) 手順2で作られたクラスタと他のクラスタとの動詞一致度を計算して手順2に戻る。

クラスタ分析の結果は樹形図(デンドログラム)によって表される。縦軸はクラスタを結合した際の距離を表す。横軸は個体の位置を表す。

デンドログラムは縦軸を適当な高さで切ることによって、クラスタの分類ができるという階層的構造を持っている。

#### 6.2.1 デンドログラムの作成

各末端ノードに対してクラスタ分析を用いて、動詞一致度に基づいたノードの細分化を行う。本節では、その第一段階としてデンドログラムを作成する。

例として、ノード「文具」を細分化する。なお、説明のためノード「文具」内のリーフを「ボールペン」、「シャーペン」、「筆箱」、「鉛筆」、「ペン」、「インク」の6つに仮定する。最初に5.1節の動詞一致度計算方式を用いて、リーフ間の動詞一致度を計算する。

各組の中で、最大の動詞一致度をもつリーフ同士をクラスターとする。「鉛筆」と「ペン」の動詞一致度が 0.57 で最大となるため、この 2 つのリーフをグループ化する。同時に、クラスター分析の過程をデンドログラムに書き込む。そのときのクラスター分析のモデルとデンドログラムを図 8 に示す。

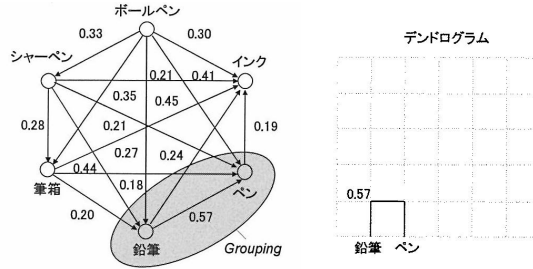


図 8 クラスター分析

次に、新しいクラスター「鉛筆、ペン」に対して、各リーフの動詞一致度を更新する。リーフ「ボールペン」から見たとき、動詞一致度は「鉛筆」に対する 0.45 と「ペン」に対する 0.41 の 2 通り存在する。どちらの動詞一致度を選ぶかは、クラスター分析の手法によって決まる。本稿では最短距離法を用いるため、2 つの値のうち大きいほうを選択する。そのため、リーフ「ボールペン」とクラスター「鉛筆、ペン」の動詞一致度は 0.45 に更新される。

リーフ「ボールペン」以外のリーフについても同様にして、クラスター「鉛筆、ペン」に対する動詞一致度の更新を行う。更新後のクラスター分析のモデルを図 9 に示す。

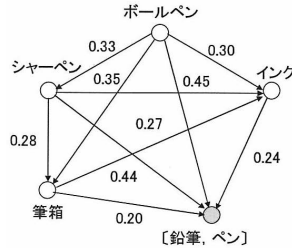


図 9 動詞一致度の更新

続いて、新たなクラスター生成を行う。図 9 において、最も大きな動詞一致度はリーフ「ボールペン」とクラスター「鉛筆、ペン」の組がもつ 0.45 である。そこで、「ボールペン、鉛筆、ペン」を新たなクラスターとする。このときのデンドログラムを図 10 に示す。

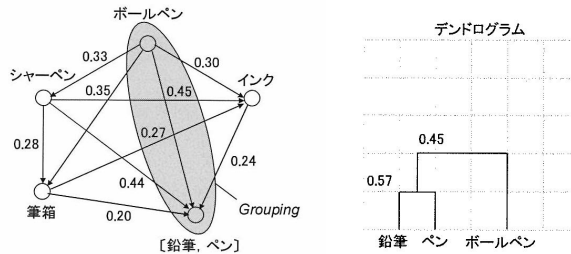


図 10 クラスター分析

クラスターが 1 つになるまで同様にしてクラスター分析を行う。図 11 は最終的にクラスターが 1 つになったときに作成されたデンドログラムである。

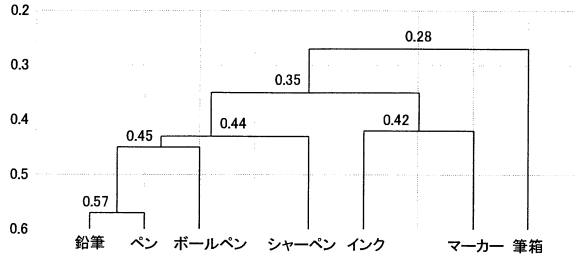


図 11 作成したデンドログラム

### 6.2.2 クラスター分析における閾値の決定

6.2.1 節で作成したデンドログラムを適当な線で切り、ノード内のリーフを分類する。そこで精度と再現率の評価を行い、その適当な線を決定する。

まず、動詞一致度と人間の評価との相関性を求める。評価は著者が行い、「鉛筆」と「ペン」のように 2 つのリーフの結合動詞が同じであると判断したときに正解とする。評価セットとしてリーフの組を 100 通り用意する。

各組に対して動詞一致度を求め、人間による評価を行い、動詞一致度 0.1 ごとに評価を集計する。それぞれ集計されたリーフの組の中で、正解と判断した組の割合を精度とする。動詞一致度ごとに求めた精度をグラフ化したものを図 12 に示す。

次に、再現率と動詞一致度との関係性について評価を行う。ここでいう再現率とは、クラスター分析を行うノードに含まれる全リーフの中で、クラスターに含まれるリーフの割合のことである。

例としてノード「文具」をクラスター分析したときの再現率算出を行う。ここでは説明のため、ノード「文具」内のリーフは 15 件であると仮定する。また、クラスター分析したときのデンドログラムを図 11 とする。本稿では 171 個の末端ノードに対してクラスター分析を行っている。これらのノードの再現率の平均を動詞一致度 0.1 ごとに表すと図 12 のようになる。

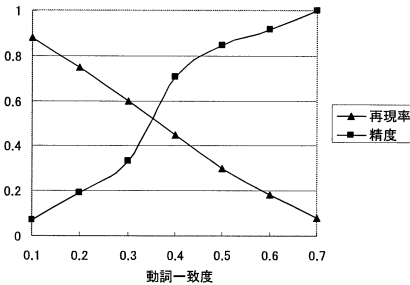


図 12 精度と再現率

動詞一致度ごとに算出された精度と再現率から閾値を決定する。このとき、精度と再現率の 2 つの尺度が存在するため、4.2 節と同様に  $F$  値を用いて閾値を決定する。動詞一致度と  $F$  値の関係を表したグラフを図 13 に示す。



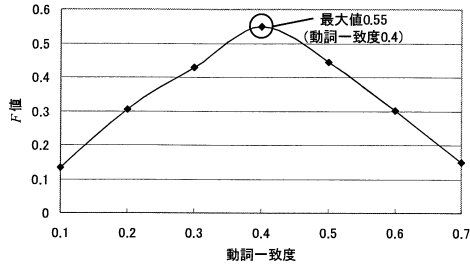


図 13 F値

図 13 より動詞一致度が 0.4 のときに、F 値は最大となる。よって、この 0.4 をノード細分化のときの閾値とする。

例えば図 18 のデンドログラムを 0.4 の線で切ったとき、ノード「文具」のリーフは、「鉛筆、ペン、ボールペン、シャーペン」「インク、マーカー」「筆箱」の 3 つに分類できる。

## 7. 動作知識ベースの構築

4 節ではノードに対して、5 節ではリーフに対して適切な動詞の付加を行った(テーブル「リーフ」, 「ノード」の作成)。また、6 節においてクラスター分析を行い、クラスターを生成した(テーブル「クラスター」の作成)。このように構築した動作知識ベースによって、名詞に結びつく動詞を木構造で表現することができる(図 14)。

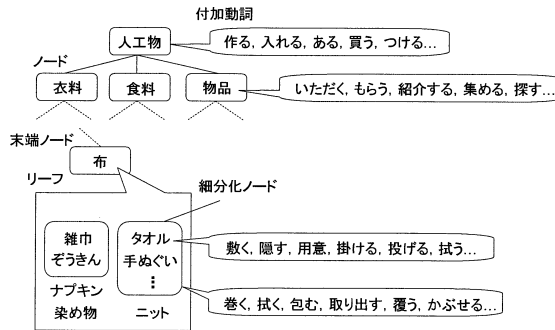


図 14 シソーラスによる動作常識の表現。

## 8. おわりに

本稿では、動作常識を表現するための動作知識ベースを構築した。その際、NTT シソーラスで表現されるノードやリーフに対して動詞付加を行った。また、末端ノードを付加されている動詞に基づいて細分化した。この動作知識ベースを用いることで、正しい名詞と動詞の組合せをコンピュータが理解することができると思われる。

今後の課題としては、本稿で扱わなかった格助詞を考慮し、さらに詳細な動作知識ベースを構築する必要がある。また、動作知識ベースを会話に利用する上でのメカニズムを構築することで、人間同様に動作の常識を踏まえた会話ができると思われる。

## 参考文献

- [1] 池原悟, 宮崎正弘, 白井諭, 横尾昭男, 中岩浩巳, 小倉健太郎, 大山芳史, 林良彦 (編). 日本語語彙体系, 岩波書店, 1997.
- [2] 河原大輔, 黒橋禎夫, “高機能計算環境を用いた Web からの大規模格フレーム構築”, 情報処理学会自然言語処理研究会資料, 2006-NL-171-12, pp.67-73, 2006.
- [3] 奥村紀之, 土屋誠司, 渡部広一, 河岡司, “概念間の関連度計算のための大規模概念ベースの構築”, 自然言語処理, Vol.14, No.5, pp.41-64, 2007.
- [4] 柳井久江, エクセル統計—実用多変量解析編一, オーエムエス出版, 2005 年.